



Optimización financiera de los portafolios de inversión de los fondos mutuales de una entidad cooperativa colombiana

Paulin Tatiana Mesa Cardona

Leidy Tatiana Ome Narváz

Universidad EAFIT
Escuela de Administración
Maestría en Administración Financiera
Cali
2020

Optimización financiera de los portafolios de inversión de los fondos mutuales de
una entidad cooperativa colombiana

Paulin Tatiana Mesa Cardona¹

Leidy Tatiana Ome Narváez²

Trabajo presentado como requisito parcial para optar al título de
magíster en Administración Financiera

Asesor: Fredy Ocaris Pérez Ramírez

Universidad EAFIT
Escuela de Administración
Maestría en Administración Financiera

Cali

2020

¹ ptmesac@eafit.edu.co

² ltomen@eafit.edu.co

Contenido

1. Introducción	7
2. Desarrollo.....	9
2.1 El modelo matemático	9
2.2 Cálculo de la varianza por el método EWMA (<i>exponentially weighted moving average</i>).....	10
2.3 Razón o índice de Sharpe	11
2.4 Métodos de valoración en riesgo	11
2.4.1 Valor en riesgo (VaR)	12
2.4.2 Valor en riesgo condicional (CVaR) o <i>expected shortfall</i> (ES).....	15
2.5 <i>Backtesting</i>	16
2.5.1 Test de Kupiec.....	16
2.6 Perfil de riesgo del inversionista	17
3. Resultados	19
3.1 Valoración del riesgo para el portafolio óptimo	21
3.2 Método <i>backtesting</i>	22
4. Conclusiones	25
5. Referencias.....	28

Índice de figuras

Figura 1. Representación gráfica del VaR con un nivel de confianza del 95 %	12
Figura 2. Representación gráfica del VaR por simulación histórica con un nivel de confianza del 95 %.....	14
Figura 3. Representación gráfica del CVaR (ES).....	16
Figura 4. Relación del perfil de riesgo-horizonte-portafolio de inversión.....	18
Figura 5. Portafolio óptimo frente al portafolio inicial	21

Índice de tablas

Tabla 1. Matriz de correlación de los activos	20
Tabla 2. Resultados del VaR para el portafolio óptimo	21
Tabla 3. Resultados del CVaR (ES) para el portafolio óptimo	22
Tabla 4. Resultados del test de Kupiec para el portafolio óptimo con un nivel de confianza del 95 %.....	23
Tabla 5. Resultados del test de Kupiec para el portafolio óptimo con un nivel de confianza del 99 %.....	23

Resumen

Los fondos mutuales son valores de inversión colectiva administrados profesionalmente por entidades cooperativas. En la actualidad, dichos fondos administran inversiones por valores considerablemente altos, lo que representa un reto al abordar el problema de selección del portafolio óptimo. En este sentido, el modelo Black-Litterman cuenta con una gran aceptación en la estructuración de los portafolios de activos financieros al incorporar expectativas de expertos sobre el comportamiento del mercado, logrando alcanzar mejores niveles de diversificación.

Este modelo se aplicó en 2018 al portafolio de acciones de los fondos mutuales de una entidad cooperativa colombiana, utilizando como expectativas los precios objetivos para 2020, y se encontró que el portafolio óptimo resultó ser mucho más eficiente en términos de riesgo y rentabilidad que el inicial, además de que su pérdida máxima esperada, calculada por el método de simulación Montecarlo, se pudo considerar acertada con un nivel de confianza del 99 %.

Palabras claves: modelo Black-Litterman, portafolio óptimo, fondos mutuales, diversificación, renta variable, acciones.

Abstract

Mutual funds are collective investment securities professionally managed by cooperative entities. These funds currently manage investments of considerably high values, which represents a challenge in addressing the problem of selecting the optimal portfolio. In this sense, the Black-Litterman model is widely accepted in the structuring of financial asset portfolios, by incorporating experts expectations on market behavior, achieving better levels of diversification.

This model was applied in 2018 to the stock portfolio of the mutual funds of a Colombian cooperative entity, using 2020 target prices as expectations, and it was

found that the optimal portfolio turned out to be much more efficient in terms of risk and profitability than the initial one; moreover, it was also found that its maximum expected loss, calculated by the Monte Carlo simulation method, could be considered correct at a confidence level of 99%.

Keywords: Black-Litterman model, optimal portfolio, mutual funds, diversification, equities, stocks.

1. Introducción

El problema de la selección del portafolio óptimo de activos financieros, reconocido en el mundo empresarial como uno de los grandes desafíos de las finanzas y las ciencias de datos, ha sido estudiado ampliamente debido a las múltiples combinaciones de activos que se pueden llegar a obtener al momento de realizar una inversión.

Existen diferentes metodologías para la optimización de los portafolios de inversión que ofrecen la posibilidad de toma de decisiones más acertadas y eficientes. Una de ellas, la teoría de portafolios, introducida por Harry Markowitz (1952), elabora un modelo matemático de optimización en términos de la media y la varianza de los retornos de los activos financieros para la obtención de portafolios más eficientes (Marulanda Alayón y Sánchez Urdaneta, 2015). Esta metodología muestra cómo los inversionistas pueden alcanzar el menor riesgo posible con una determinada tasa de rendimiento.

Por su parte, Fischer Black y Robert Litterman (1992) introdujeron un método de optimización que incluye las perspectivas de expertos del mercado sobre el comportamiento de los precios y/o retornos de los activos financieros y utilizan métodos bayesianos que permiten incorporar conocimiento extra muestral *–a priori–* en la estimación del modelo, reduciendo así los problemas de la metodología tradicional asociados con la estimación de errores; adicionalmente, facilitan que la composición de los portafolios sea más intuitiva y con un menor grado de sensibilidad.

Debido a sus diferentes aplicaciones, la optimización de los portafolios en Colombia es una práctica del día a día que impacta las finanzas de los inversionistas institucionales como los fondos de pensiones, las carteras colectivas y las aseguradoras, entre otros.

Así, el objetivo de este trabajo de grado es realizar una aplicación del modelo Black-Litterman para el portafolio de inversiones de renta variable de los fondos

mutuales de una entidad cooperativa colombiana, lograr cuantificar el valor en riesgo del modelo obtenido y probar su validez por medio de técnicas de *backtesting*.

2. Desarrollo

2.1 El modelo matemático

El modelo Black-Litterman se basa primordialmente en utilizar una aproximación bayesiana para inferir los retornos esperados de los activos. Puntualmente, parte de unas rentabilidades esperadas obtenidas de un portafolio neutral, es decir, en condiciones de equilibrio, donde todos los inversionistas tienen las mismas perspectivas del mercado (Black y Litterman, 1992); adicionalmente, el modelo incorpora las expectativas (*views*) que tenga el inversionista sobre los activos que componen su portafolio.

Este modelo obtiene las rentabilidades esperadas a través de la optimización inversa; es decir, que en lugar de preguntarse qué ponderación es necesaria para alcanzar determinada rentabilidad se plantea determinar qué rentabilidad esperada se requiere para obtener la ponderación indicada.

La fórmula que describe el vector de los retornos obtenidos por el modelo Black-Litterman se expresa de la siguiente manera (Idzorek, 2002):

$$E[R] = [(\tau\Sigma)^{-1} + P'\Omega^{-1}P]^{-1}[(\tau\Sigma)^{-1}\Pi + P'\Omega^{-1}Q]$$

Donde:

- $E[R]$: vector de los retornos (posterior) obtenidos por el modelo Black-Litterman ($N \times 1$), donde N representa el número de activos del portafolio.
- τ : escalar.
- Σ : matriz de covarianzas del exceso de los retornos ($N \times N$).
- P : matriz que identifica sobre qué activos se cuenta con información sobre las expectativas del inversionista ($K \times N$).
- Q : matriz que identifica las expectativas del inversionista sobre los activos del portafolio.
- Ω : matriz de covarianza de los errores, que representa la incertidumbre asociada a cada una de las expectativas (*views*) del inversionista para los

activos del portafolio. Es posible calcular Ω de diferentes formas. He y Litterman (1999) la proponen así:

$$\Omega = \tau P \Sigma P'$$

Por último, se encuentran dos supuestos del modelo. El primero se basa en que los rendimientos de los activos se distribuyen normalmente; y el segundo, en que las varianzas de las distribuciones condicionales son conocidas.

En el caso de las expectativas (*views*), la mayoría de las veces los administradores de inversiones tienen puntos de vista específicos con respecto al rendimiento esperado de un activo que difieren de los implícitos en un mercado en equilibrio. El modelo Black-Litterman permite que estas opiniones sean tenidas en cuenta, ya sea en términos absolutos o relativos.

2.2 Cálculo de la varianza por el método EWMA (*exponentially weighted moving average*)

Para capturar el dinamismo de la volatilidad de los activos se utiliza el método de promedio móvil ponderado exponencialmente, conocido como el EWMA (*exponentially weighted moving average*). Esta metodología, que asigna mayor peso a las observaciones más recientes, representa principalmente una ventaja sobre el promedio simple de las observaciones o de la volatilidad histórica. Debido a su ponderación, el EWMA captura rápidamente fuertes variaciones de los precios en los mercados, y por ello es posible generar mejores pronósticos en épocas de alta volatilidad (De Lara Haro, 2008).

El modelo EWMA se expresa con la fórmula siguiente:

$$\sigma_n^2 = \lambda * \sigma_{n-1}^2 + (1 - \lambda) * R_{n-1}^2$$

Donde:

- σ_n^2 : varianza del activo
- λ : factor de decaimiento; por lo general se utiliza $\lambda = 0,94$
- $R_{(n-1)}$: rendimiento del activo

2.3 Razón o índice de Sharpe

Propuesta por William Sharpe, es una medida que se utiliza para mostrar hasta qué punto el rendimiento de una inversión compensa al inversor por asumir el riesgo implícito en ella.

Dicha razón se expresa así:

$$\frac{R_p - R_f}{\sigma_p}$$

Donde:

- R_p : rendimiento del portafolio
- R_f : tasa libre de riesgo
- σ_p : riesgo del portafolio calculado como su desviación estándar

La razón o índice de Sharpe mide el rendimiento en exceso sobre la tasa libre de riesgo de un portafolio por unidad de riesgo; por tanto, mientras mayor sea cada unidad de riesgo, mejor desempeño presentará el portafolio.

2.4 Métodos de valoración en riesgo

Para la elección de los métodos de estimación del valor en riesgo del portafolio seleccionado se tomarán en cuenta las principales metodologías utilizadas por las instituciones financieras, incluyendo métodos paramétricos y no paramétricos; así es posible realizar una comparación entre aquellos que asumen una distribución

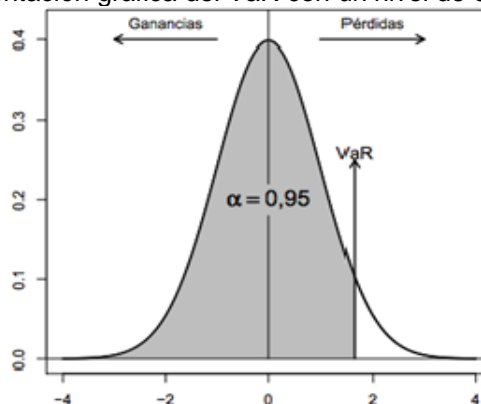
conocida de los rendimientos y los que utilizan datos históricos sin asumir ninguna distribución. Teniendo en cuenta las desventajas que el VaR puede llegar a presentar, se proponen, según la revisión de literatura realizada, otras medidas de riesgo como el VaR condicional (*expected shortfall*, ES).

2.4.1 Valor en riesgo (VaR)

El valor en riesgo (*Value at Risk*, en adelante VaR) se define como la máxima pérdida posible en un determinado horizonte de tiempo y un nivel de confianza específico. Según J. P. Morgan/Reuters (1996), el VaR responde a la pregunta *cuánto puedo perder con determinada probabilidad en un horizonte temporal preestablecido*.

El horizonte de tiempo y el nivel de confianza son sus dos parámetros principales, y su elección puede variar desde unas horas –para una mesa de negociación activa– hasta un año –para el caso de un fondo de pensiones– (Benninga, 2014). Algo similar ocurre con el nivel de confianza, pues cuando el objetivo se centra en cumplir una normatividad externa –por ejemplo, de la Superintendencia Financiera de Colombia–, el nivel de confianza suele ser generalmente muy alto: 99 %, mientras que en el caso de la implementación de modelos internos de gestión del riesgo, el nivel de confianza más comúnmente usado es del 95 % [Figura 1].

Figura 1. Representación gráfica del VaR con un nivel de confianza del 95 %



Fuente: Melo Velandía y Becerra Camargo (2005).

Artzner, Delbaen, Eber y Heath (1999) derivaron un conjunto de condiciones que debe cumplir toda medida de riesgo, y la denominaron *medida de riesgo coherente* (ρ) si cumple con las que se listan a continuación:

- i. Homogeneidad positiva. Si se aumenta la posición en los activos que componen un portafolio, se espera que el riesgo se incremente en la misma proporción.

$$\rho(\lambda x) = \lambda \rho(x) \text{ con } \lambda > 0$$

- ii. Subaditividad. Esta propiedad, que expresa la necesidad de la diversificación de los portafolios, hace referencia a que el riesgo de un portafolio diversificado formado por dos o más activos es menor o igual a la suma de los riesgos individuales de los activos.

$$\rho(x + y) \leq \rho(x) + \rho(y)$$

- iii. Monotonicidad. A mayor rentabilidad se espera tener un mayor riesgo.

$$x \leq y \Rightarrow \rho(x) \leq \rho(y)$$

- iv. Invarianza transicional. Al invertir una cantidad adicional en los activos que componen un portafolio en un valor constante α , se espera que el riesgo disminuya en la misma proporción.

$$\rho(x + \alpha) \leq \rho(x) - \alpha$$

Si ρ cumple con las propiedades anteriores, entonces es una medida de riesgo coherente. Una de las principales críticas hechas al VaR es que no lo es, dado que no cumple con la propiedad de subaditividad, a menos que los retornos de los activos sigan una distribución normal (Artzner, Delbaen, Eber y Heath, 1999).

El VaR puede calcularse mediante dos métodos: el paramétrico y el no paramétrico (De Lara Haro, 2008):

1. VaR paramétrico. Supone una distribución normal para los rendimientos del activo. Bajo este supuesto, el modelo que define el VaR es el siguiente:

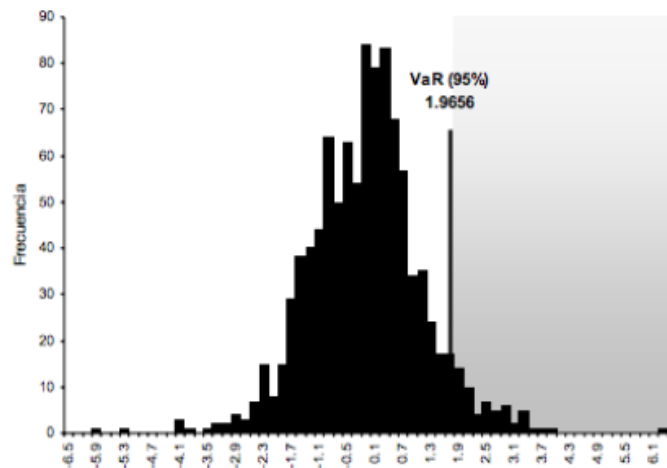
$$VaR = F \times S \times \sigma \times \sqrt{t}$$

Donde:

- S : monto total de la inversión o expuesto totalmente al riesgo
- F : factor que determina el nivel de confianza
- σ : desviación estándar de los rendimientos del activo
- t : horizonte de tiempo en el que se desea calcular el VaR

2. VaR por simulación histórica. La simulación histórica es una metodología no paramétrica que no supone ninguna distribución; en este caso serán los datos y su comportamiento histórico los que determinen la distribución a la cual se ajustan. Aquí el VaR es calculado como el α -ésimo percentil de la distribución empírica de pérdidas y ganancias. Una de las principales desventajas de este método es que puede llegar a ser computacionalmente muy costoso, además de que es lento para adaptarse a los cambios en las volatilidades y las correlaciones, dado que asume los mismos pesos a los datos recientes y los antiguos [Figura 2].

Figura 2. Representación gráfica del VaR por simulación histórica con un nivel de confianza del 95 %



Fuente: Melo Velandia y Becerra Camargo (2005).

3. VaR por simulación Montecarlo. Es un método de simulación estadística que permite generar posibles resultados de una variable aleatoria. La dificultad con este tipo de métodos reside en la cantidad de información requerida para lograr una buena aproximación. El método se basa en el uso de un generador de números aleatorios para producir distribuciones de probabilidad que se ajusten a un modelo de comportamiento de los precios de mercado. El procedimiento se puede llevar a cabo en dos etapas:

- i. Determinando el ajuste por distribución.
- ii. Realizando las simulaciones, construyendo el histograma de frecuencias y buscando el VaR según el nivel de confianza seleccionado.

2.4.2 Valor en riesgo condicional (CVaR) o *expected shortfall* (ES)

Teniendo en cuenta las desventajas que presenta el VaR, se han propuesto otras medidas de riesgo como el valor en riesgo condicional (*Conditional Value at Risk*, en adelante CVaR) o *expected shortfall* (en adelante ES), una medida de riesgo que no presenta los inconvenientes del VaR porque satisface la propiedad de subaditividad y tiene en cuenta el tamaño de las pérdidas que lo exceden.

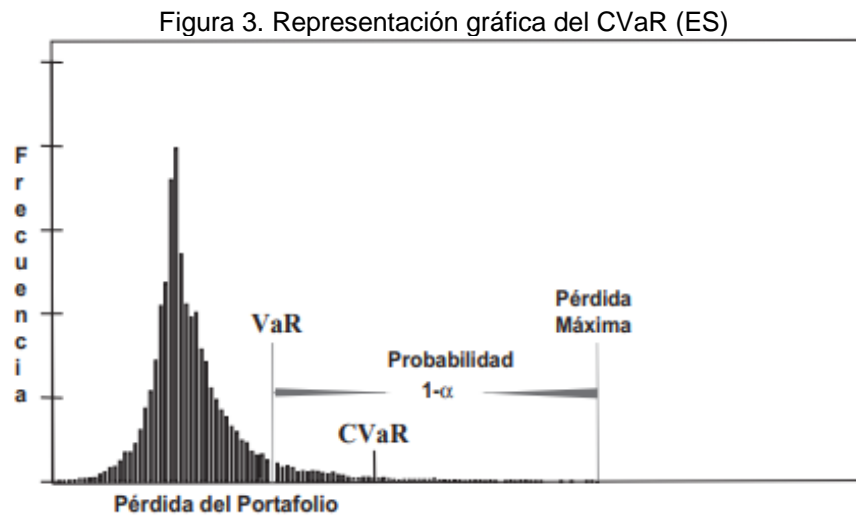
El CVaR, definido como el valor esperado de las pérdidas que exceden al VaR, se expresa mediante la ecuación siguiente (Melo Velandia y Granados Castro, 2011):

$$ES_{\alpha} = \frac{e^{-\frac{Z_{\alpha}^2}{2}}}{\alpha\sqrt{2\pi}} \times \sigma$$

Donde:

- Z_{α} : 100 α percentil de la distribución normal estándar
- σ : desviación estándar de los rendimientos del activo
- α : nivel de significancia

Mientras que el VaR hace la pregunta *qué tan mal se pueden poner las cosas*, el CVaR o ES responde a la pregunta *si las cosas se ponen mal, ¿cuál es la pérdida esperada?* (Hull, 2015). Esta medida, al igual que en el VaR, está en función del horizonte de tiempo y de un nivel de confianza preestablecidos; por tanto, puede ser descrita como la pérdida esperada por encima del VaR en un tiempo T y con un nivel de confianza específico [Figura 3].



Fuente: Melo Velandia y Becerra Camargo (2005).

2.5 Backtesting

La metodología mediante la cual se valida la calidad y precisión de un modelo de riesgo es conocida como backtesting. Esta metodología permite validar y calibrar la efectividad de los modelos de medición de riesgos, medir la eficiencia del modelo aplicado y determinar si es aceptable o debe ser ajustado (De Lara Haro, 2008).

2.5.1 Test de Kupiec

Desarrollado por Paul H. Kupiec en 1995, es el más utilizado para este tipo de pruebas. Consiste en realizar un conteo de las veces que las pérdidas y/o ganancias superan el VaR (las excepciones) en un período determinado de tiempo, de forma

que sea posible concluir si estadísticamente las proporciones son iguales o no, lo que determina la calidad del modelo que se está evaluando.

Asumiendo n como el total de observaciones, x como el número de excepciones, y $(1 - \alpha)$ como el nivel de confianza en que se encuentra calculado el VaR, se contrasta la hipótesis de que la proporción observada de excepciones (x/n) es estadísticamente igual a la probabilidad de error considerada para el VaR (α). Kupiec planteó un estadístico de prueba que sigue una distribución *t-student*, expresada con la fórmula siguiente (Marulanda Alayón y Sánchez Urdaneta, 2015):

$$t_u = \frac{(\hat{p} - \alpha)}{\sqrt{\frac{\hat{p}(1 - \hat{p})}{n}}} \sim t_{n-1}$$

2.6 Perfil de riesgo del inversionista

Para la selección de los activos que conforman un portafolio es necesario tener claro el perfil del inversionista, con el propósito de establecer su tolerancia al riesgo y, en consecuencia, determinar de forma adecuada los productos financieros compatibles con sus necesidades y preferencias.

El perfil de riesgo debe guardar consistencia con el objetivo de inversión; además, es uno de los factores que determina los niveles de rentabilidad esperada, y por eso es fundamental en el proceso de administración del portafolio. Sin embargo, como lo establece el Autorregulador del Mercado de Valores, AMV (2018), el nivel de riesgo que asume el inversionista depende no solo de su disposición a asumir un determinado nivel de riesgo, sino que también está en función de su capacidad de asumirlo, determinada por su situación financiera [Figura 4].

Figura 4. Relación del perfil de riesgo-horizonte-portafolio de inversión



Fuente: Autorregulador del Mercado de Valores, AMV (2018).

3. Resultados

En el estudio propuesto en este trabajo de grado se tuvieron en cuenta las acciones del índice bursátil de referencia Colcap en el mercado accionario colombiano en las cuales la entidad cooperativa tiene participación: Avianca, Ecopetrol, Argos, ETB, Promigas y Éxito, para el período 2018, con una periodicidad diaria de los datos. En dicho período, se estimó el modelo Black-Litterman partiendo de las matrices de varianzas y covarianzas estimadas por el modelo EWMA, así como de las expectativas (*views*) de los analistas.

Usando un enfoque bayesiano, el modelo Black-Litterman combina las expectativas de los analistas –expresadas tanto en términos absolutos como relativos– respecto a un determinado activo y a los rendimientos obtenidos a partir del modelo de valoración de los activos financieros (*capital asset pricing model*, CAPM), que usa como centro de gravedad para obtener los rendimientos esperados de cada activo. Para el desarrollo de este trabajo se incorporaron las expectativas expresadas en términos relativos –al ser esta la forma más utilizada para la estimación del modelo Black-Litterman–, teniendo en cuenta los precios objetivos publicados por Davivienda y Corredores Davivienda (2020).

Para el cálculo de la volatilidad de cada activo se utilizó el método EWMA, que permite capturar rápidamente variaciones fuertes en los precios de los mercados y generar así mejores pronósticos en épocas de alta volatilidad donde los ciclos económicos puedan afectar fundamentalmente los precios.

Para el cálculo del portafolio óptimo se llevó a cabo la maximización del índice de Sharpe, con el fin de obtener la relación óptima entre riesgo y rentabilidad. Para ello se tuvo en cuenta una tasa libre de riesgo, en este caso la tasa de los TES a diez años, con una periodicidad anual. Y como prima de riesgo se utilizó la publicada para Colombia por Aswath Damodaran (2019), por ser una estimación ampliamente aceptada por los inversionistas financieros a nivel global.

En la estimación del portafolio óptimo se tuvo en cuenta como restricción la política de inversión de la entidad cooperativa que especifica que la ponderación mínima que podría tener un activo es del 5 % y que la máxima no debería superar el 30 % del valor total del portafolio, todo ello con el fin de evitar la concentración del riesgo en el desempeño de un solo activo; lo anterior permite obtener un portafolio con una mayor diversificación. En la matriz de correlación [Tabla 1] se observa que la acción de Argos presenta correlaciones bajas con la mayoría de los activos.

Tabla 1. Matriz de correlación de los activos

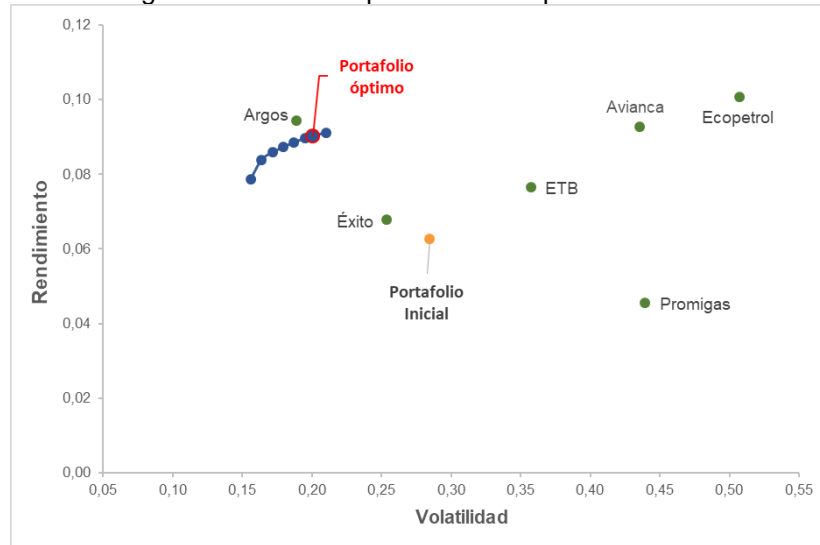
	Avianca	Ecopetrol	Argos	ETB	Promigas	Éxito
Avianca	1	-0,0523	0,0871	0,1035	0,1411	0,2828
Ecopetrol	-0,0523	1	0,1438	0,1299	-0,0121	0,0372
Argos	0,0871	0,1438	1	0,0507	0,0089	0,2368
ETB	0,1035	0,1299	0,0507	1	0,0845	0,1523
Promigas	0,1411	-0,0121	0,0089	0,0845	1	0,0583
Éxito	0,2828	0,0372	0,2368	0,1523	0,0583	1

Fuente: elaboración de las autoras a partir de Bolsa de Valores de Colombia, BVC (2018).

Al realizar la maximización del índice de Sharpe y considerando las restricciones mencionadas anteriormente, el portafolio óptimo para la entidad cooperativa es aquel donde la acción de Argos tiene una participación del 30 %, Avianca del 26,3 %, Ecopetrol del 25 %, ETB del 8,2 % y Promigas y Éxito del 5 %. Esto genera, para el portafolio óptimo, una rentabilidad anual del 9,031 % y una volatilidad anual del 20,072 %.

La Figura 55 muestra el resultado obtenido para el portafolio óptimo, el portafolio inicial y para cada una de las acciones que lo conforman. Se observa que el portafolio óptimo presenta un menor riesgo y una mayor rentabilidad respecto al portafolio inicial que tenía la entidad cooperativa.

Figura 5. Portafolio óptimo frente al portafolio inicial



Fuente: elaboración de las autoras.

3.1 Valoración del riesgo para el portafolio óptimo

Una vez obtenidos los porcentajes para el portafolio óptimo, se supone una inversión de COP 100 millones para evaluar el VaR utilizando los métodos de valoración mencionados.

Inicialmente, la Tabla 2 muestra los resultados obtenidos del VaR.

Tabla 2. Resultados del VaR para el portafolio óptimo		
Metodología	95 %	[COP] 99 %
Paramétrico	-1.755.171	-2.482.372
Histórico	-1.966.434	-2.764.819
Monte Carlo	-1.806.036	-2.492.166

Fuente: elaboración de las autoras.

Seguidamente se calculó el VaR con cada una de las metodologías aplicando dos niveles de confianza: 95 y 99 %. Los resultados muestran que en el segundo caso (99 %) la pérdida diaria máxima por medio del método paramétrico es de COP 2.482.372, y que, no muy alejada, el método de simulación histórica la estima

en COP 2.764.819. Una de las principales desventajas de este último método es que asume que los rendimientos obtenidos en el pasado se van a repetir en el futuro.

Con respecto a la simulación Montecarlo, también con un nivel de confianza del 99 %, el resultado fue de COP 2.492.166, cantidad particularmente cercana a los resultados del método paramétrico, que asume el comportamiento normal de los rendimientos de los activos. La mayor ventaja de este método es que permite evaluar instrumentos no lineales.

La Tabla 3, que muestra los resultados pronosticados por el CVaR (ES), proyecta pérdidas esperadas mayores a las obtenidas por el VaR. Esto se debe a que el CVaR indica cuál es el valor esperado de la pérdida una vez se ha alcanzado el nivel del VaR; en otras palabras, corresponde al peor escenario de pérdida superior al VaR.

Tabla 3. Resultados del CVaR (ES) para el portafolio óptimo

Metodología	95 %	[COP]	99 %
Paramétrico	-2.201.055		-2.843.965
Histórico	-4.056.189		-7.368.834
Montecarlo	-3.725.333		-6.642.157

Fuente: elaboración de las autoras.

De esta forma, el valor promedio de las pérdidas diarias por encima del VaR, con un nivel de confianza del 99 %, es de COP 7.368.834; esta es pronosticada por el método del VaR por simulación histórica, mientras que, por el método Montecarlo, con el mismo nivel de confianza, el valor promedio de las pérdidas diarias esperadas por encima del VaR es de COP 6.642.157.

Por su parte, el método de valoración paramétrico pronostica los menores niveles de pérdida esperada para el portafolio óptimo.

Para determinar la validez de cada uno de los resultados anteriores, se presenta en la siguiente sección la verificación a través del método *backtesting*.

3.2 Método *backtesting*

Con el fin de medir la eficiencia de los resultados obtenidos del cálculo del VaR de la sección anterior, se realizó la prueba *backtesting* aplicando el test de Kupiec. Esta prueba propone la hipótesis de que la proporción de excepciones esperada es estadísticamente igual al nivel de significancia (α).

Las Tablas 4 y 5 muestran los resultados obtenidos con un nivel de confianza del 95 y el 99 %, respectivamente.

Tabla 4. Resultados del test de Kupiec para el portafolio óptimo [nivel de confianza: 95 %]

Nivel confianza	95%
α	5%
Valor Critico	1,977

Método	No. Excepciones	P Estimada	t Kupiec	Decisión
VaR Paramétrico	25	17,6%	3,9440	Rechazar VaR Adecuado
VaR Histórico	2	1,4%	-3,6319	Rechazar VaR Adecuado
VaR Montecarlo	2	1,4%	-3,6319	Rechazar VaR Adecuado

Fuente: elaboración de las autoras.

Tabla 5. Resultados del test de Kupiec para el portafolio óptimo [nivel de confianza: 99 %]

Nivel confianza	99%
α	1%
Valor Critico	2,611

Método	No. Excepciones	P Estimada	t Kupiec	Decisión
VaR Paramétrico	25	17,6%	5,1955	Rechazar VaR Adecuado
VaR Histórico	2	1,4%	0,4130	No Rechazar VaR Adecuado
VaR Montecarlo	2	1,4%	0,4130	No Rechazar VaR Adecuado

Fuente: elaboración de las autoras.

Bajo la hipótesis que establece este test, para un nivel de confianza del 95 %, ninguno de los modelos para el cálculo de VaR resulta ser preciso, es decir, que ninguno de los métodos pronostica de manera adecuada las posibles pérdidas esperadas para el portafolio óptimo. En el caso del modelo paramétrico, el estadístico de Kupiec resulta ser significativamente mayor al valor del estadístico crítico, por lo que se concluye que los pronósticos obtenidos con un nivel de confianza del 95 % se encuentran subestimados; sin embargo, para un nivel de

confianza del 99 %, los modelos del VaR por simulación histórica y Montecarlo resultan ser precisos para predecir de manera adecuada las posibles pérdidas esperadas para el portafolio óptimo.

La mayor ventaja del cálculo del VaR por el método Montecarlo es que permite mostrar el comportamiento futuro de los rendimientos diarios del portafolio mediante simulaciones aleatorias, es decir, que no utiliza la información de datos históricos para la estimación de los parámetros; a pesar de esto, resultó ser preciso para predecir de manera adecuada las posibles pérdidas esperadas para el portafolio óptimo, aunque únicamente con un nivel de confianza del 99 %.

4. Conclusiones

En este trabajo se expusieron las bondades de la aplicación de la metodología de optimización de portafolio Black-Litterman, debido a la posibilidad de la inclusión de las expectativas (*views*) de los expertos sobre el comportamiento de uno o más activos en el portafolio, además de lograr, por medio de su aplicación, hallar una composición óptima de mínimo riesgo y máxima rentabilidad para el portafolio de acciones de los fondos mutuales de una entidad cooperativa colombiana.

A partir de los resultados obtenidos fue posible proponer una nueva composición para el portafolio de inversiones de los fondos mutuales, que, debido al carácter público de los recursos administrados, se comporta con un perfil de riesgo moderado. Esto se logró a partir de la aplicación de la teoría de portafolios y del análisis de las expectativas del mercado colombiano de renta variable, que van en línea con la situación económica que atraviesa el país.

En la práctica, el modelo Black-Litterman resulta ser más consistente en el proceso de asignación de activos, ya que soluciona el problema del cálculo de las rentabilidades esperadas por medio del portafolio que proporciona el equilibrio del mercado, es más flexible y da mayor posibilidad de diversificación al permitir, en primera instancia, la inclusión de las expectativas (*views*) que se tengan de cada activo que compone el portafolio.

Al comparar los pesos asignados actualmente al portafolio de inversiones y los obtenidos por medio de la optimización por el modelo Black-Litterman, salta a la vista la concentración desbordada del portafolio inicial en una acción en particular: el 60 % del valor del portafolio está invertido en Promigas; sin embargo, con la inclusión de las expectativas (*views*) del mercado para 2020, en el portafolio óptimo resultante dicha concentración disminuye hasta en un 5 %. Adicionalmente, la

participación en acciones como Ecopetrol y Avianca termina siendo más relevante para la obtención de una mejor rentabilidad y menor riesgo en el portafolio estimado por el modelo Black-Litterman.

En cuanto al rendimiento y el riesgo del portafolio óptimo mostrado por el modelo Black-Litterman, es evidente una notable mejoría respecto a las obtenidas en el portafolio inicial, ya que se logró disminuir el riesgo en aproximadamente el 8,4 % y maximizar la rentabilidad en el 2,8 % por encima de la actual.

Respecto a los resultados obtenidos por los diferentes métodos de valoración de riesgo, se puede concluir que a pesar de que los VaR obtenidos por el método paramétrico y el no paramétrico de simulación Montecarlo entregan resultados muy similares en cuanto a la máxima pérdida esperada en un día para un nivel de confianza del 99 %, la comparación a simple vista de los dos métodos no proporciona suficiente evidencia para determinar la validez de alguna de las dos; por esta razón se recurrió a una técnica mediante la cual se validó la eficiencia y precisión de cada uno de los métodos aplicados.

La aplicación de la metodología de *backtesting* se torna fundamental en este punto del ejercicio, ya que ella permitió reevaluar los modelos aplicados y calibrarlos para tener mejores aproximaciones a las pérdidas esperadas. Una vez realizada, fue posible concluir que, dados los rendimientos observados durante el período analizado y, en general, las condiciones de los activos que conforman el portafolio, se pudo afirmar que con un nivel de confianza del 99 % no existe evidencia suficiente para rechazar la hipótesis de que el método no paramétrico de simulación Montecarlo estima de forma adecuada el VaR del portafolio óptimo obtenido por el modelo Black-Litterman; por tanto, se puede considerar dicho resultado como válido.

En resumen, el portafolio óptimo obtenido por el modelo Black-Litterman resulta ser considerablemente más eficiente en términos de riesgo y rentabilidad que el portafolio inicial, además de que su pérdida máxima esperada calculada por el método no paramétrico de simulación Montecarlo se puede considerar acertada con un nivel de confianza del 99 %. Es de resaltar que, a pesar de los resultados obtenidos, la decisión final de composición del portafolio dependerá de las preferencias particulares de los administradores de los fondos mutuales de la entidad cooperativa y de su aceptación a los niveles de riesgo y rentabilidad aquí propuestos.

5. Referencias

- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.-M. y Heath, D. (1999). Coherent measures of risk. *Mathematical finance*, 9(3), 203-292, julio, <https://doi.org/10.1111/1467-9965.00068>
- Autorregulador del Mercado de Valores, AMV (2018). *Guía de estudio. Administración de portafolios* (2.^a ed.) [en línea]. Disponible en <https://www.amvcolombia.org.co/wp-content/uploads/2019/07/Material-de-estudio-Administracion-de-Portafolios-24-de-enero-de-2019.pdf>
- Benninga, S. (2014). *Financial Modeling*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Black, F. y Litterman, R. (1992). Global portfolio optimization. *Financial Analysts Journal*, 48(5), 28-43, septiembre-octubre. Disponible en <http://www.sef.hku.hk/tpg/econ6017/2011/black-litterman-1992.pdf>
- Bolsa de Valores de Colombia, BVC (2018). *Listado de emisores* [en línea]. Disponible en <https://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Empresas/Listado+de+Emisores>
- Damodaran. A. (2019). *Country default spreads and risk premiums* [en línea]. Disponible en http://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/New_Home_Page/datafile/ctryprem.html
- Davivienda y Davivienda Corredores (2020). *Colombia, con fuerza propia. El libro. Informe anual 2020* [en línea]. Disponible en <https://www.daviviendacorredores.com/wp-content/uploads/2019/11/Libro-2020-Colombia-con-fuerza-propia.pdf>
- De Lara Haro, A. (2008). *Medición y control de riesgos financieros* (3.^a ed.). México: Limusa.
- He, G. y Litterman, R. (1999). *The intuition behind Black-Litterman model portfolios*. Ciudad de Nueva York, NY: Investment Management Research. Goldman

- Sachs Quantitative Resources Group [en línea]. Disponible en <http://npojasmine.org/wp-content/uploads/2016/09/SSRN-id3343041.pdf>
<https://ssrn.com/abstract=334304> y <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.334304>
- Hull, J. C. (2015). *Risk management and financial institutions* (4.^a ed.). Hoboken, NJ: Wiley.
- Idzorek, T. M. (2002). A step-by-step guide to the Black-Litterman model. Capítulo 2 en *Forecasting expected returns in the financial markets* (S. Satchell, ed.). Cambridge, MA: Academic Press, <https://doi.org/10.1016/B978-075068321-0.50003-0> Disponible en https://faculty.fuqua.duke.edu/~charvey/Teaching/BA453_2006/Idzorek_onBL.pdf
- J. P. Morgan/Reuters (1996). *RiskMetrics – Technical Document* (4.^a ed.) [en línea]. Disponible en <https://www.msci.com/documents/10199/5915b101-4206-4ba0-ae2-3449d5c7e95a>
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91, marzo. Disponible en https://www.math.ust.hk/~maykwok/courses/ma362/07F/markowitz_JF.pdf
- Marulanda Alayón, V. y Sánchez Urdaneta, N. (2015). *Construcción y valoración de un portafolio para un inversionista con un perfil específico* [tesis de maestría, Universidad EAFIT]. Disponible en https://repository.eafit.edu.co/xmlui/bitstream/handle/10784/8059/Viviana_MarulandaAlayon_Natalia_SanchezUrdaneta_2015.pdf?sequence=2&isAllowed=y
- Melo Velandia, L. F. y Becerra Camargo, Ó. R. (2005). *Medidas de riesgo, características y técnicas de medición: una aplicación del VaR y el ES a la tasa interbancaria de Colombia*. Borradores de Economía, 343. Bogotá: Banco de la República. Disponible en <https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/pdfs/borra343.pdf>

Melo Velandia, L. F. y Granados Castro, J. C. (2011). *Regulación y valor en riesgo*. Borradores de Economía, 615. Bogotá: Banco de la República. Disponible en <https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/pdfs/borra615.pdf>